

深基坑施工变形预测与控制方法研究

向 玮^{1, 2}, 张爱军^{2, 3}, 高 伟⁴

(1. 哈尔滨工业大学深圳研究生院, 广东 深圳 518055; 2. 深圳市政府投资项目投资评审中心, 广东 深圳 518036;

3. 华南理工大学土木与交通学院, 广东 广州 510641; 4. 深圳市勘察测绘院有限公司, 广东 深圳 518028)

摘 要: 结合广州地铁某换乘车站深基坑工程, 分别采用 5 种计算模型对深基坑施工引起的周边地表沉降进行了预测分析, 与实测沉降值对比后发现: 灰色 GM(1,1)模型、灰色马尔科夫链模型和 BP 人工神经网络的短期预测结果比较可靠, 但其长期预测结果精度不够, 而经过残差修正后的灰色模型能够明显的提高预测精度, 具有一定的工程实用价值; 并结合具体工程实例提出了深基坑施工变形控制的基本方法。

关键词: 深基坑; 施工变形预测; 变形控制方法

中图分类号: TU47

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2012)S0-0634-04

作者简介: 向 玮(1983-), 男, 湖北松滋人, 博士后, 主要从事地基处理及地下工程等方面的研究与咨询工作。E-mail: xiangw2012@126.com。

Deformation predictions and control methods for excavation of deep foundation pits

XIANG Wei^{1,2}, ZHANG Ai-jun^{2,3}, GAO Wei⁴

(1. Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School, Shenzhen 518055, China; 2. Shenzhen Government Investment Project

Evaluation Center, Shenzhen 518036, China; 3. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology

Guangzhou 510641, China; 4. Shenzhen Geotechnical Investigation & Surveying Institute, Shenzhen 518028, China)

Abstract: The excavation deformation of deep foundation pits is predicted by 5 kinds of different models. Compared with the test data, the results show that the short-term prediction accuracy of the metabolic GM(1,1) model, grey Markov chain model and BP model can meet the requirements of the engineering. But their long-term prediction accuracy is unreliable. It is proved that the residual GM(1,1) model and the grey Markov chain model are suitable for the medium-term and long-term predictions. The excavation deformation control methods for deep foundation pits are summarized

Key words: deep foundation pit; deformation prediction; deformation control method

0 引 言

在基坑变形控制设计中, 变形预测分析是其中一项重要内容, 但由于基坑工程的高度复杂性, 要想得到较准确、可靠的变形预测值往往难度较大。目前深基坑变形计算方法主要有理论公式法、数值模拟法、经验系数法和基于系统理论和人工智能的预测方法。其中, 理论公式法一般是根据弹塑性理论得到的近似解, 计算结果与实际结果差别较大; 数值模拟方法虽能够较好地反映深基坑施工变形的规律, 但计算结果对本构模型和计算参数的选取非常敏感, 技巧性很强, 一般技术人员难以掌握, 因此不具有广泛的适用性。近年来, 部分学者^[1-3]将系统科学理论引入深基坑变形预测领域, 取得了不错的效果。

本文分别采用 5 种计算模型, 通过 MATLAB 软件编制计算程序, 对深基坑施工引起的周边地表沉降

进行了预测分析, 与实测沉降值进行对比后, 说明了各预测模型的适用性; 并结合具体工程实例提出了深基坑施工变形控制的基本方法。

1 基于系统理论的基坑施工变形预测方法

1.1 灰色系统理论

灰色系统理论^[4]认为无论客观系统怎样复杂, 它总是有关联、有整体功能、有序的, 该方法将观测数据序列看作随时间变化的灰色过程, 通过累加生成挖掘出系统潜藏的有序的指数规律, 从而建立相应的预报模型。最常用的是 GM(1, 1)模型。

对于一组原始的非负时间序列 $\{u^{(0)}(k)\}$, 进行一

次累加后生成(1-AGO), 得到 $\{u^{(1)}(k)\}$, 其中:

$$u^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k u^{(0)}(i), k=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

构造一阶常微分方程逼近累加生成序列, 并利用最小二乘法求得时间响应方程:

$$u^{(1)}(k+1) = \left[u^{(1)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (2)$$

利用累减运算还原:

$$\begin{aligned} u^{(0)}(k+1) &= u^{(1)}(k+1) - u^{(1)}(k) \\ &= (1 - e^a) \left[u^{(1)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak}, k=1, 2, \dots, n-1. \end{aligned} \quad (3)$$

1.2 马尔可夫随机过程理论

马尔可夫链^[4]适合于随机波动性较大问题的预测, 能够揭示出系统受各种复杂因素影响的随机性。

设有一随机过程 $\{x_n, n \in T\}$ 为马尔可夫链, 满足:

$$P_{ij}^{(k)} = P\{x_{m+k} = j | x_m = i\} \quad (i, j \in I) \quad (4)$$

其中马尔可夫链的 k 步转移概率矩阵 $P_{ij}^{(k)}$: $\sum_{j=1}^n P_{ij}^{(k)} = 1$ 。

系统各种状态转移的统计规律在状态转移概率矩阵 $P_{ij}^{(k)}$ 中得到了反映。通过考察状态转移概率矩阵 $P_{ij}^{(k)}$, 则可预测系统未来的发展变化。

由于 GM(1,1)模型反映的是实际观测数据的趋势变化, 并未考虑各种影响因素导致的随机变化, 因此本文将 GM(1,1)模型和马尔可夫链随机过程联合起来预测深基坑施工变形, 利用灰色 GM(1,1)模型来体现其灰色性, 用马尔可夫动态过程来反映系统受影响的随机性, 通过两种模型的有机结合达到科学预测的目的。

1.3 人工神经网络

人工神经网络^[5]是一个非线性动力系统, 事先不需要假设输入变量与输出变量之间的关系, 而是通过样本学习建立输入到输出的非线性映射关系。在时间序列中, 多层前向 BP 神经网络是目前应用最广泛的一种神经网络模型, 通常由输入层、输出层和隐含层构成, 如图 1 所示。误差逆传播学习过程通过一个使能量函数最小化过程来完成输入到输出的映射。

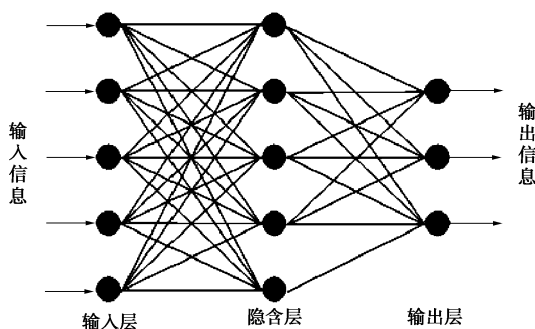


图 1 BP 人工神经网络示意图

Fig. 1 Sketch of BP model

网络结点作用函数有很多, 本文采用较常用的 S 型逻辑非线性函数:

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (5)$$

权向量和阈值的修正采用梯度法, 根据该法分别得到权向量和阈值的迭代式为

$$\Delta W(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W(n)} + \alpha \Delta W(n) \quad (6)$$

$$\Delta \theta(n+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta(n)} + \alpha \Delta \theta(n) \quad (7)$$

式中, η 为网络学习率或学习因子, α 为动力因子, 用于克服数值振荡。

通过训练和学习, 可确定网络的连接权值和阈值等参数, 由此也就确定了输入向量与输出向量的映射关系。然后, 将新的输入-输出样本值代入神经网络模型进行验证, 验证合格的神经网络模型即为所需。

2 工程实例分析

本文以广州地铁某换乘车站基坑开挖工程为依托, 分别采用灰色 GM(1,1)模型、灰色马尔科夫链模型、残差 GM(1,1)模型、残差灰色马尔科夫链模型和 BP 人工神经网络等五种计算模型, 通过 MATLAB 软件编制计算程序, 对深基坑施工引起的周边地表沉降进行了预测分析, 并与实测沉降值进行对比后, 说明了各预测模型的适用性。

2.1 工程概况

该地铁换乘车站位于两条市政主、次干路的交叉口, 为双层地下岛式站台车站。车站东北角有数栋高层建筑, 西边为成片低层民房, 南边为规划空地, 道路两侧地下管线密集。车站主体结构外包尺寸长约 148 m, 标准段宽约 22 m。基坑采用明挖法(局部盖挖)施工, 主体围护结构采用 $\Phi 1200@800$ 咬合桩, 平均桩长约 30 m, 围护桩在使用期间通过压顶梁(桩顶冠梁)参与车站抗浮, 基坑竖向设置一道钢筋混凝土支撑和三道 $\Phi 609 \times 16$ 钢支撑, 车站标准段基坑埋深 16 m, 端头盾构井基坑埋深 18 m。根据地勘资料, 基坑底板处于粉土-粉砂层和软一流塑粉质黏土层中, 场地内地下水主要有潜水、微承压水和承压水。为实时监测基坑施工变形, 课题组特在基坑开挖断面周边设置了沉降板、测斜仪、水位计和土压力计。如图 2 所示, 测点 CJ21 的地表沉降值在基坑施工 120 周时达到了 510 mm。

2.2 深基坑施工变形预测

(1) 深基坑施工变形短期动态预测

短期动态预测的基本思路为: 将 1~8 周的实测沉降值作为样本, 利用相应模型计算得到某一施工周次

的预测值,并将该周次的实测值加入下一个周次的预测样本,由此新陈代谢样本数据,不断更新优化模型参数;BP 神经网络取前 30 周的实测沉降值作为网络训练样本数据,建立 BP 神经网络模型。

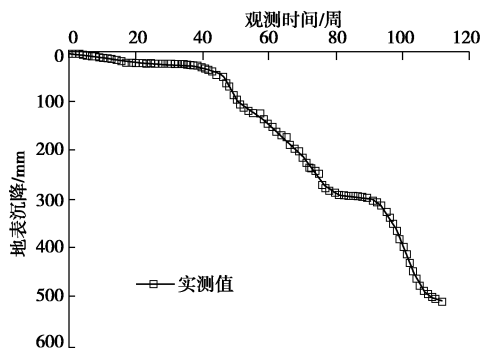


图 2 测点 CJ21 地表沉降实测值

Fig. 2 Field monitoring data of CJ21

计算结果发现(如图 3 所示),GM(1,1)模型的最大相对误差出现在第 51 周,相对误差为-13%;灰色马尔可夫链模型的最大相对误差出现在第 12 周,相对误差为-6%;BP 神经网络模型最大相对误差出现在第 46 周,相对误差为-7%。可见,本文选择灰色 GM(1,1)模型、灰色马尔可夫链模型和 BP 神经网络预测深基坑施工短期变形具有较高的精度。

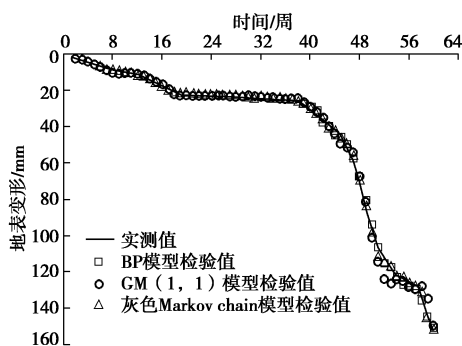


图 3 施工期变形短期预测

Fig. 3 Short-term prediction results of construction period

(2) 深基坑施工变形中长期动态预测

对于深基坑的变形预测而言,可预测的时间越长就能够及早采取防控措施减小变形,并制定相应的安全、技术措施与对策。为提高预测精度,本文特采用残差灰色模型对基坑变形进行长期预测,其基本思路为:将 1-12 周的实测沉降值作为样本,建立残差灰色模型预测其后 8 周的沉降量。

如图 4 所示,GM(1,1)模型和灰色马尔可夫链模型的长期预测结果与实测沉降值差别较大,而采用残差修正模型的预测值则具有较高的精度,特别是残差修正灰色马尔可夫链模型不仅同时体现了数据的灰色性和随机性,且预测结果的最大相对误差为 16%(出现

在第 26 周),平均相对误差仅为 6%,具有一定的适用价值。

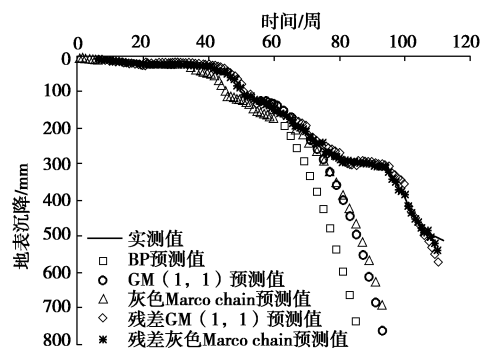


图 4 基坑施工变形预测值比较

Fig. 4 Comparison of different prediction methods

3 深基坑施工变形控制方法

深基坑施工变形控制应贯穿在整个基坑工程中勘察、设计、施工和监测等全过程:重视基坑勘察与环境现状调查、合理划分基坑施工环境影响区域和确定基坑变形控制标准、加强基坑施工变形的监测和预测工作,从而制定基坑变形控制与环境保护对策。

在前人的研究基础上^[6-7],结合地铁车站基坑施工项目,本文认为:(1)控制基坑开挖阶段围护结构的侧向变形及坑底土体的隆起是基坑变形控制的关键,基坑支护结构方案优化和坑内被动区地基加固是从源头控制基坑变形的有效手段,同时采取措施切断变形向外的传播途径,可减小基坑施工对周边环境造成的影响。

(2)坑内被动区压力注浆和保护对象注浆加固可作为一种补救性措施解决基坑的变形控制和对象的保护问题。

(3)软土地区复杂环境条件下深基坑施工过程中,单一的变形控制措施通常难以满足基坑变形控制与周边环境保护要求,结合地区经验综合运用多种措施来保护基坑周边环境往往更加经济、合理和有效。

4 结 语

本文结合具体工程实例,分别采用五种计算模型,通过 MATLAB 软件编制计算程序,对深基坑施工引起的周边地表沉降进行了预测分析,与实测沉降值对比后发现:灰色 GM(1,1)模型、灰色马尔可夫链模型和 BP 人工神经网络的短期预测结果比较可靠,但其长期预测结果精度不够,而经过残差修正后的灰色模型能够明显的提高预测精度,具有一定的工程实用价值;并提出了深基坑施工变形控制的基本思路。

参考文献:

- [1] 陈晓斌, 张家生, 安关峰. GM(1,1)与 GM(2,1)模型在基坑工程预测中的应用[J]. 岩土工程学报, 2006, **11**(28): 1401 - 1405. (CHEN Xiao-bin, ZHANG Jia-sheng, AN Guan-feng. Application of gray-method models GM(1,1) and GM(1,2) forecasting of pit excavation engineering[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2006, **11**(28): 1401 - 1405. (in Chinese))
- [2] 张孟喜, 黄 瑾, 王玉玲. 基坑开挖对地下管线影响的有限元分析及神经网络预测[J]. 岩土工程学报, 2006, **28**(增刊): 1350 - 1352. (ZHANG Meng-xi, HUANG Jin, WANG Yu-ling. Finite element analysis and neural-network prediction of deformation of underground pipelines affected by excavation[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2006, **28**(S0): 1350 - 1352. (in Chinese))
- [3] 赵燕容, 袁宝远. 基于小波的时序改进法在深基坑监测中的应用[J]. 岩土力学, 2008, **29**(12): 3381 - 3386. (ZHAO Yan-rong, YUAN Bao-yuan. A method based on time series improvement method of wavelet applied to deep foundation pit monitoring[J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, **29**(12): 3381 - 3386. (in Chinese))
- [4] 刘志彬, 施 斌. 灰色马尔可夫链在深基坑沉降预测中的应用[J]. 煤田地质与勘探, 2002, **12**(30): 35 - 37. (LIU Zhi-bin, SHI Bin. The settlement prediction of deep excavation based on Gray Markov Chain Model[J]. Coal Geology & Exploration, 2002, **12**(30): 35 - 37. (in Chinese))
- [5] 张福波, 陈有亮, 潘镇涛. 基于 BP 神经网络与模糊控制的深基坑开挖侧向变形分析[J]. 岩土力学, 2005, **7**(26): 1148 - 1152. (ZHANG Fu-bo, CHEN You-liang, PAN Zhen-tao. Analysis of lateral deformation of deep excavation based on back propagation neural network and fuzzy logical control[J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, **7**(26): 1148 - 1152. (in Chinese))
- [6] 黄传胜. 地铁深基坑开挖变形预测方法及工程应用研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011. (HUANG Chuan-sheng. Research on excavation deformation forecasting methods of subway foundation pit and its application[D]. Changsha: Central South University, 2011. (in Chinese))
- [7] 袁金荣, 王文明, 孙 钧. 深大基坑施工变形的智能控制技术[J]. 岩土工程学报, 2002, **7**(24): 460 - 464. (YUAN Jin rong, WANG Wen ming, SUN Jun. Intelligent control of deformation during excavation for large and deep foundation[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2002, **7**(24): 460 - 464. (in Chinese))

(本文责编 黄贤沙)